

## ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ В РЕСТОРАННОМУ БІЗНЕСІ

*Овчиннікова В. О., д.е.н., професор,  
Скоробагач А. В., здобувач освіти (УкрДУЗТ)*



*У статті проаналізовано ефективність різних методів прогнозування попиту в ресторанному бізнесі, що застосовуються з метою оптимізації управління ресурсами та підвищення прибутковості. Розглянуто кількісні методи, такі як експоненціальне згладжування та регресійний аналіз, а також суб'єктивні методи на основі експертних оцінок. Особливу увагу приділено суб'єктивному коригуванню, яке поєднує переваги обох підходів, що суттєво підвищує точність прогнозів завдяки врахуванню сезонності, маркетингових кампаній та змін у поведінці споживачів. У статті надано рекомендації з вибору та застосування методів прогнозування, підкреслено важливість інтеграції кількісних моделей та експертного досвіду.*

**Ключові слова:** *ефективність, ресторанний бізнес, кількісний метод, прогнозування попиту, суб'єктивне коригування, суб'єктивний метод, інноваційна діяльність.*

## IMPROVING THE ACCURACY OF DEMAND FORECASTING IN THE RESTAURANT INDUSTRY

*Ovchynnikova V. O., Doctor of Economics, Professor,  
Skorobagach A. V., student of education (USURT)*

*The article analyzes the effectiveness of various demand forecasting methods in the restaurant industry to optimize resource management and enhance profitability. It examines both traditional quantitative methods, such as exponential smoothing and regression analysis, and subjective approaches based on expert judgment. Emphasis is placed on the subjective adjustment method, which merges the strengths of both approaches. Quantitative methods, driven by historical data and mathematical models, are useful for identifying trends and patterns in demand. However, these methods can be limited in adapting to rapid changes like seasonal shifts, marketing campaigns, new products, and consumer behavior variations. Subjective forecasting, by contrast, relies on the insights of experts who can make adjustments to account for factors that data alone may miss. The study reveals that when expert input is applied to refine quantitative forecasts, the accuracy of demand predictions significantly improves. This is because experts can incorporate variables like holiday peaks, promotions, menu updates, and changes in consumer habits—factors often excluded from quantitative models. For example, an expert may anticipate a demand increase during a holiday or dip after an event, predictions that data alone might overlook. The article outlines the benefits of using a balanced approach, showing when quantitative models suffice and when subjective adjustments are crucial. Standard forecasting techniques like exponential smoothing are effective under stable conditions. However, adding expert insights allows managers to adapt to special circumstances, such as economic or social shifts. This integrated approach helps restaurants minimize waste, avoid stockouts, and better align resources with anticipated demand. Practical recommendations are provided to guide*

*restaurants in choosing the best forecasting methods for their needs. The article underscores that while quantitative models offer structure, subjective adjustments keep forecasts flexible and responsive. In a competitive industry, the hybrid approach enables better adaptation to demand fluctuations, thus improving service efficiency, customer satisfaction, and profitability.*

**Key words:** *efficiency, restaurant business, quantitative method, demand forecasting, subjective adjustment, subjective method, innovative activity.*

**Постановка проблеми.** Сучасний ресторанный бізнес функціонує в умовах високої конкуренції та швидкозмінного попиту з боку клієнтів. Щоб залишатися конкурентоспроможними, ресторани та заклади громадського харчування змушені не лише відповідати високим стандартам обслуговування, але й оптимізувати використання ресурсів для зменшення витрат і підвищення прибутковості. Одним з найважливіших аспектів управління рестораном є передбачення обсягів попиту, що дає змогу ефективно планувати робочі процеси, зменшувати залишки та витрати на продукти, уникати зайвих витрат та покращувати якість обслуговування.

Прогнозування попиту є особливо критичним для ресторанного бізнесу, оскільки обсяги продажів можуть значно коливатися через численні фактори: сезонність, вихідні та святкові дні, маркетингові акції, а також суб'єктивні фактори, що залежать від уподобань та звичок клієнтів. Невірне або неточне прогнозування може призвести до серйозних наслідків: надлишку запасів, зменшення свіжості продуктів, збільшення витрат на утилізацію відходів, або, навпаки, до нестачі необхідних продуктів, що впливає на швидкість обслуговування і рівень задоволення клієнтів.

Актуальність теми прогнозування попиту для ресторанного бізнесу полягає в необхідності точного визначення обсягів майбутніх продажів для кожного з часових інтервалів роботи закладу. Це дозволяє максимально точно планувати витрати, оптимізувати графіки роботи персоналу та забезпечувати клієнтів високоякісним сервісом.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Останні дослідження в галузі прогнозування попиту в ресторанному бізнесі, що було проведено науковцями: Гаркавенко В.О., Стець О.В., Бринцев В.Д., Мамаєв І.О., Нестеров В. Ф., Шиш А. М., Музиченко Т.О. [1-3] свідчать про те, що точність прогнозування може суттєво покращити ефективність управління ресурсами, знизити рівень відходів і підвищити прибутковість. У науковій літературі розглядаються два основні підходи до прогнозування попиту [4-27]: суб'єктивні методи, які базуються на досвіді й оцінках фахівців, та кількісні методи, що спираються на історичні дані й математичні моделі.

Сучасні дослідження підкреслюють, що суб'єктивні методи можуть дати точні прогнози лише за умови, що експерти мають відповідний досвід і розуміння специфіки ринку. Водночас ці методи є вразливими до особистих упереджень, що може негативно позначитися на точності прогнозу.

Окремим напрямом досліджень є суб'єктивне коригування, яке поєднує переваги обох підходів. Кількісний прогноз коригується на основі досвіду фахівців, що дозволяє враховувати нестандартні події, які не відображені у математичних моделях. Дослідження показали, що використання суб'єктивного коригування може підвищити точність прогнозу на 20-30%, особливо за умов нестабільності попиту.

**Виділення невирішених частин загальної проблеми.** Незважаючи на існуючі дослідження щодо особливостей, переваг та недоліків використання різних

методів, залишається не вирішеною проблема визначення оптимального методу прогнозування попиту саме в ресторанному бізнесі і особливостей використання інтелектуальних систем для підвищення точності та ефективності управління.

**Метою статті** є аналіз та визначення оптимального методу прогнозування попиту в ресторанному бізнесі з використанням інтелектуальних систем для підвищення точності та ефективності управління.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Прогнозування попиту є важливим елементом для стратегічного планування та прийняття рішень. У бізнесі такі прогнози відіграють значну роль у сферах продажу, логістики й фінансів. Зокрема, у логістиці та виробництві прогнозування попиту є початковим кроком, який допомагає визначити необхідні чисельність персоналу, обсяги запасів і продукції для закладів харчування.

Серед основних завдань менеджерів ресторанів та закладів швидкого харчування – передбачення попиту та контроль запасів для мінімізації відходів, що є важливим для зниження витрат на обслуговування клієнтів.

Зважаючи на те, що багато кухонних процесів відбувається без попереднього планування, необхідно здійснювати точні щогодинні прогнози, щоб уникнути затримок у приготуванні замовлень і мінімізувати списання продуктів, що втрачають свої властивості. Надлишок призводить до відходів, а нестача – до невдоволення клієнтів через повільне обслуговування.

Існує два основних методи прогнозування: суб'єктивний та кількісний. Перший базується на досвіді та судженнях працівників, тоді як другий використовує історичні дані та математичні моделі для прогнозу.

Попри значну важливість прогнозування попиту для ресторанів швидкого харчування, часто застосовуються суб'єктивні методи, які базуються лише на досвіді менеджера. Вони є вразливими до упереджень, що можуть знизити точність прогнозів, оскільки залежать від особистих суджень.

Кількісні методи прогнозування є надійними, але лише за умови стабільності історичних даних. Додавання експертних оцінок може підвищити точність, але ці коригування мають включати знання поза межами кількісних методів. Додаткові фактори, такі як акції, нові страви чи відносини між корпорацією та франшизою, можуть суттєво впливати на попит. Вони мають оцінюватися експертами та враховуватися як суб'єктивні коригування у кількісних прогнозах.

У ресторанній галузі здебільшого використовують суб'єктивні методи, хоча дослідження показують ефективність і кількісних підходів. Так, у 2013 році було використано модель регресії для прогнозування попиту в ресторанах різних типів (фаст-фуд, à la carte, некомерційні заклади), що дало точні результати [4]. Для прогнозування продажів також тестували різні методи, як-от експоненційне згладжування, ковзне середнє та декомпозицію, й у деяких випадках вони відповідали реальним потребам [5]. Крім того, у дослідженні одного ресторану в центрі міста було виявлено, що методи часових рядів, як експоненційне згладжування та модель Бокса-Дженкінса, перевершують причинно-наслідкові моделі для прогнозування продажів [6].

Методи прогнозування та взаємозв'язки між ними показані на рис. 1.

Основна відмінність полягає між методами, що спираються на суб'єктивну оцінку, та методами, що оцінюють відносини за допомогою кількісних даних.

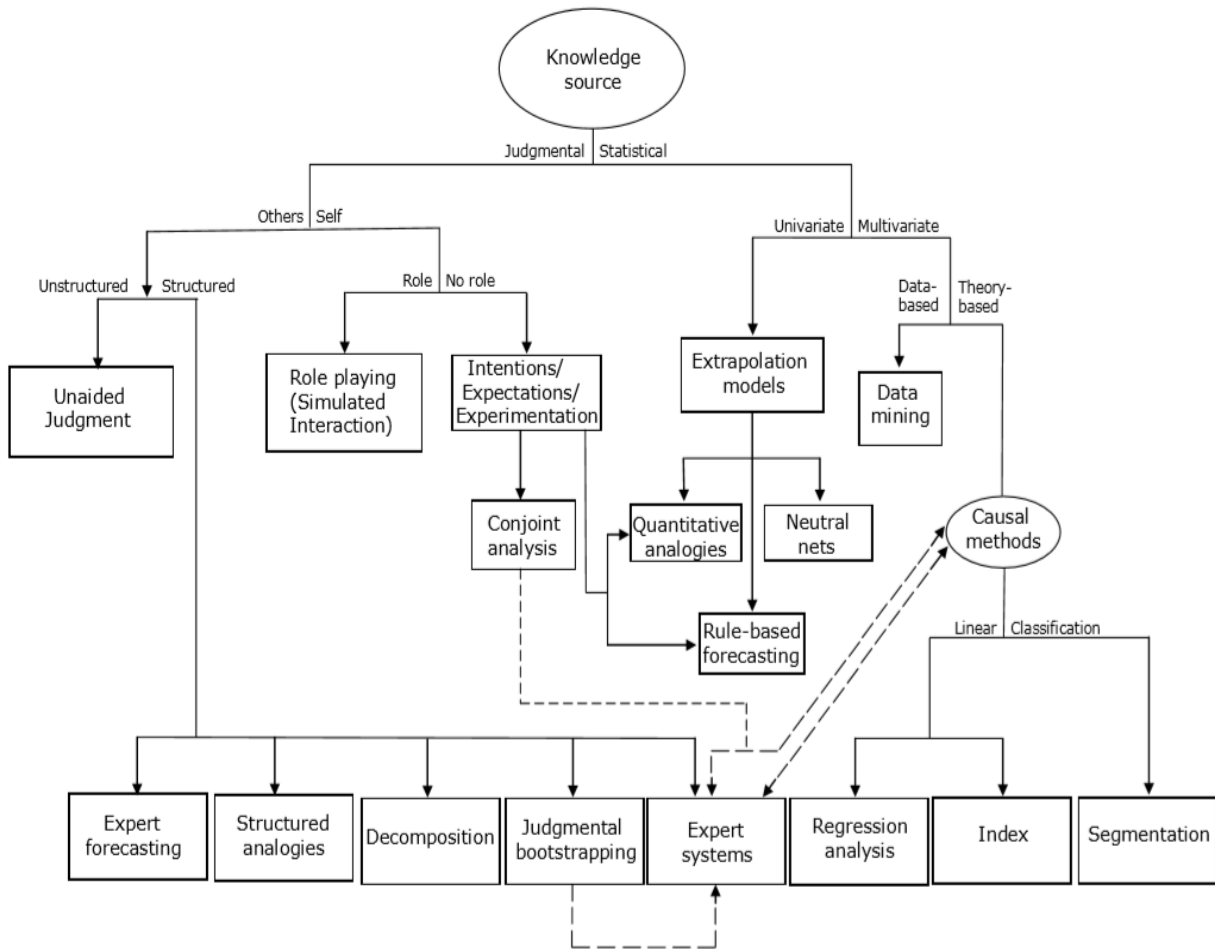


Рис. 1. Дерево методології для прогнозування [7]

Суб'єктивні методи прогнозування попиту базуються на знаннях та досвіді експертів, їх оцінках та судженнях, що допомагають передбачити попит за відсутності конкретних статистичних даних. Ось короткий опис основних методів:

- метод судження без сторонньої допомоги: передбачає використання суб'єктивних оцінок експертів для створення прогнозів без системного аналізу. Використовується, коли є схожість із попередніми випадками або стабільність попиту, однак може бути менш точним, якщо ці умови не виконуються [8];

- метод Delphi: об'єднує думки експертів через анонімні опитування та багаторазові раунди консультацій, що забезпечує узгодженість і точність прогнозів, особливо у складних ситуаціях [9-11];

- метод структурованих аналогій: Використовує аналогії з минулими подібними ситуаціями, оцінюючи їхню схожість із поточною ситуацією, щоб уникнути упередженості [12];

- метод оціночної декомпозиції: розбиває проблему прогнозування на частини, що дозволяє застосувати окремі методи для кожного елемента і покращити точність прогнозу [13, 14];

- метод оціночного завантаження: використовує експертні судження для створення регресійних моделей, що дозволяє систематично і послідовно застосовувати знання експертів [15, 16];

- метод експертних систем: автоматизує прогнози, створюючи правила на основі знань експертів, але часто вимагає великих затрат на розробку [17];

- метод опитування намірів і очікувань: передбачає опитування

потенційних споживачів щодо їхньої поведінки, використовуючи дані про наміри для нових ринків або продуктів, хоча помилки можуть виникати через неточність відповідей [18, 19];

- експериментальний метод: виконує пробні впровадження або тестування, що дозволяє оцінити можливий попит і поведінку споживачів, зберігаючи конфіденційність та знижуючи витрати на повномасштабне тестування [20].

Кількісні методи прогнозування попиту базуються на використанні історичних даних для оцінки майбутніх тенденцій. Основні методи включають:

- метод екстраполяції: базується на аналізі минулих даних та прогнозуванні їх подальшого розвитку. Найчастіше застосовуються експоненційне згладжування та сезонне коригування, які дозволяють уникнути впливу короткострокових коливань [21, 22];

- метод кількісних аналогій: використовується у випадках, коли дані для прогнозування обмежені. Для цього методу шукаються аналогічні ситуації, щоб побудувати прогнози на основі відповідних показників [23];

- метод прогнозування на основі правил: інтегрує історичні дані з управлінськими знаннями та включає специфічні правила для вибору оптимального підходу до прогнозування [16, 24];

- метод нейронних мереж: підходить для складних нелінійних залежностей і використовує штучні нейронні мережі для аналізу довгих часових рядів, однак може бути важким для інтерпретації [25];

- методи причинних моделей: залучають регресійний аналіз для визначення взаємозв'язків між змінними та прогнозування результатів на основі цих зв'язків. Використовуються для прогнозування з врахуванням зовнішніх факторів [26, 27];

- метод сегментації: передбачає розбивку попиту на сегменти для індивідуального аналізу кожного з них, що дозволяє підвищити точність за рахунок врахування різних груп факторів;

- методи штучного інтелекту: зокрема байєсівські мережі, посилені дерева рішень та регресія лісу рішень використовують алгоритми машинного навчання для врахування складних залежностей у даних, забезпечуючи гнучкість і точність в умовах високої невизначеності [4-6].

Суб'єктивне прогнозування попиту використовує як кількісні, так і якісні методи для коригування прогнозів на основі контекстуальних факторів. Цей підхід передбачає формування статистичних прогнозів за допомогою кількісних моделей, таких як експоненційне згладжування, і подальше коригування результатів із залученням експертів, що дозволяє підвищити точність прогнозів у 75% випадків.

Переваги суб'єктивного коригування включають високе почуття власності експертів над прогнозами та швидкість інтеграції нової інформації. Метод доцільно використовувати, коли важливо врахувати фактори, які не були включені в початкову кількісну модель. Досвідчені експерти, як правило, надають більш точні прогнози, ніж новачки, проте іноді можуть бути схильні до упередженості через особисті чинники, такі як мотивація або психологічні установки.

**Висновки.** Для визначення найкращого методу прогнозування був проведений аналіз найбільш відомих та популярних існуючих методів прогнозування. На основі досліджень було виявлено, що суб'єктивне коригування кількісної моделі дає змогу значно підвищити точність загального прогнозу попиту. Кількісні моделі, хоча і базуються на статистичних даних і можуть бути корисними для виявлення загальних трендів, часто є достатньо негнучкими і не

здатні врахувати всі специфічні особливості ринку, включаючи соціальні, економічні та культурні зміни.

Суб'єктивне коригування, з іншого боку, дозволяє інтегрувати знання експертів та їхній досвід, що дає змогу більш гнучко реагувати на динамічні фактори, які можуть впливати на попит. Це включає адаптацію до нових тенденцій, змін у поведінці споживачів або навіть випадкових подій, які важко передбачити лише за допомогою кількісних методів. Таким чином, комбінування кількісних моделей з експертним коригуванням не тільки підвищує точність прогнозів, але й робить їх більш релевантними в умовах швидко змінюваного бізнес-середовища.

### БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК

1. Гаркавенко В.О., Стець О.В. Економіко-математична модель управління клієнтською базою підприємства. Стратегія економічного розвитку України. 2022. № 50. С. 177 – 196.
2. Бринцев В.Д., Мамасєв І.О. Система прогнозування і формування ключових напрямків наукових досліджень у сфері підприємництва. Право та інновації. 2022. № 3 (39). С. 63 – 68.
3. Нестеров В. Ф., Шиш А. М., Музиченко Т.О. Ефективний економічний розвиток підприємства через інтелектуальний аналіз даних: використання AI для прогнозування та оптимізації стратегій бізнесу. Економіка та суспільство. 2024. Вип. 59. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-59-87>.
4. Рейнольдс Д., Рахман І., Балінбін В. Економетричне моделювання ресторанної індустрії США. Міжнародний журнал з управління гостинністю. 2013. № 34. С. 317-323.
5. Крейн Д. А. Практичне прогнозування часових рядів для менеджера гостинності. Міжнародний журнал сучасного готельного менеджменту. 2003. № 2. С. 86-93.
6. Крейн Д. А., Ендрю В. П. Порівняння часових рядів та економетричних моделей для прогнозування продажів ресторанів. Міжнародний журнал менеджменту гостинності. 1992. № 2. С. 129-142.
7. Завадскас Е. та Турскіс З. Методи прийняття рішень за багатьма критеріями в економіці: Огляд. Технологічний та науково-технічний і економічний розвиток економіки. 2011. № 2. С. 397-427.
8. Тетлок Є. Експертна політична оцінка: Наскільки воно якісне? Як ми можемо знати? Нью-Джерсі: Видавництво Принстонського університету. 2005. С. 368.
9. Джин Р., Райт Г. Експертні висновки у прогнозуванні та роль методу Делфі. В принципах прогнозування. Массачусетс: Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 125-144.
10. Вуденберг Ф. Оцінка Делфі. Технологічне прогнозування та соціальні зміни. 1991. С. 131-150.
11. Грін К., Армстронг Д., Грефе А. Методи отримання прогнозів від груп: Порівняння Дельфі та ринків прогнозування. Форсайт. 2007. Т. 8. С. 17-20. URL <http://kestencgreen.com/greenarmstrong-graefe-2007x.pdf>
12. Грін К., Армстронг С. Структуровані аналогії для прогнозування. Міжнародний журнал прогнозування. 2007. № 23. С. 365-376.
13. МакГрегор Д. Декомпозиція для прогнозування та оцінювання на основі суджень. Принципи прогнозування. Норвелл, Массачусетс: Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 107-123.
14. Веббі В., О'Коннор М., Едмундсон Б. Системи підтримки прогнозування для включення інформації про події: Емпіричне дослідження. Міжнародний журнал прогнозування. 2005. № 21. С. 411-423.
15. Гудвін П., Онкал Д., Лоуренс М. Покращення ролі суджень в економічному прогнозуванні. Оксфордський довідник з економічного прогнозування. Видавництво

Оксфордського університету: Оксфорд. 2011. С. 163-189.

16. Армстронг С. Принципи прогнозування. Норвелл, Массачусетс: Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 862.

17. Коллопі Ф., Адя М., Армстронг С. Експертні системи для прогнозування. В принципах прогнозування. Норвелл, Массачусетс: Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 285-300.

18. Кім М., Хантер Е. Взаємозв'язок між установками, поведінковими намірами та поведінкою: Метааналіз минулих досліджень. Дослідження комунікації. 1993. Т. 20. С. 331-364.

19. Райт М., Макрей М. Упередженість та мінливість у шкалах намірів покупки. Журнал Академії маркетингових наук. 2007. № 35. С. 617-624.

20. Морвіц В. Методи прогнозування на основі даних про наміри. Принципи прогнозування. Норвелл, Массачусетс: Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 33-56.

21. Гарднер Е. Молодший, Експоненціальне згладжування: сучасний стан - Частина II. Міжнародний журнал прогнозування. 2006. С. 637-677.

22. Макридакіс С. та інші. Точність прогнозування основними методами часових рядів. Чичестер: Джон Вайлі. 2004. С. 259-311.

23. Данкейн Г., Вілпен Г., Щипула Я. Прогнозування аналогічних часових рядів. Принципи прогнозування. Норвелл, Массачусетс: Академічне видавництво Клювер. 2001. С. 195-213.

24. Армстронг С., Коллопі Ф. Причинні сили: Структурування знань для екстраполяції часових рядів. Журнал прогнозування. 2003. № 11. С. 103-115.

25. Адя М., Коллопі Ф. Наскільки ефективні нейронні мережі у прогнозуванні та передбаченні? Огляд та оцінка. Журнал прогнозування. 2018. С. 451-461.

26. Аллен Г., Філдес Р. Економетричне прогнозування. Принципи прогнозування. Норвелл, Массачусетс:

Академічне видавництво Клювера. 2001. С. 303-362.

27. Дана Дж., Доуз Р. Перевага простих альтернатив регресії для прогнозування в соціальних науках. Журнал освітньої та поведінкової статистики. 2005. № 8. С. 317-331.

## REFERENCES

1. Garkavenko V.O., Stets O.V. (2022) Ekonomiko-matematychna model' upravlinnya kliyent-s'koyu bazoyu pidpryyemstva [An economic-mathematical model of managing the client base of the enterprise]. Strategy of economic development of Ukraine. No. 50. P. 177-196.

2. Bryntsev V.D., Mamaev I.O. (2022) Systema prohnozuvannya i formuvannya klyuchovykh napryamkiv naukovykh doslidzhen' u sferi pidpryyemnytstva [System of forecasting and formation of key areas of scientific research in the field of entrepreneurship]. Law and innovation. No. 3 (39). P. 63 - 68.

3. Nesterov V.F., Shysh A.M., Muzychenko T.O. (2024) Efektyvnyy ekonomichnyy rozvytok pidpryyemstva cherez intelektual'nyy analiz danykh: vykorystannya AI dlya prohnozuvannya ta optymizatsiyi stratehiy biznesu [Effective economic development of the enterprise through intelligent data analysis: using AI for forecasting and optimization of business strategies]. Economy and society. Issue 59. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-59-87>.

4. Reynolds D., Rahman I., Balinbin W. (2013). Econometric modeling of the U.S. restaurant industry. International Journal of Hospitality Management. № 34. P. 317-323.

5. Crane D. A. (2003). Practical times series forecasting for the hospitality manager. International Journal of Contemporary Hospitality Management. No. 2. P. 86-93.

6. Crane D. A., Andrew W. P. (1992). A comparison of time series and econometric models for forecasting restaurant sales.

International Journal of Hospitality Management. No. 2. P. 129-142.

7. Zavadskas E. & Turskis Z. (2011). Multiple Criteria Decision Making (MCDM) Methods in Economics: An Overview. Technological and Economic Development of Economy. № 2. P. 397-427.

8. Tetlock E. (2005). Expert political judgment: How good is it? How can we know? New Jersey: Princeton University Press. P. 368.

9. Gene R., Wright G. (2001). Expert opinions in forecasting role of the Delphi technique. In Principles of Forecasting. MA: Kluwer Academic Publishers. P. 125-144.

10. Woudenberg F. (1991). An Evaluation of Delphi. Technological Forecasting and Social Change. P. 131-150.

11. Green K., Armstrong J., Graefe, A. (2007). Methods to Elicit Forecasts from Groups: Delphi and Prediction Markets Compared. Foresight. Vol. 8. P. 17-20. URL <http://kestengreen.com/greenarmstrong-graefe-2007x.pdf>

12. Green C., Armstrong S. (2007). Structured analogies for forecasting. International Journal of Forecasting. № 23. P. 365-376.

13. MacGregor D. (2001). Decomposition for judgmental forecasting and estimation. Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 107-123.

14. Webby W., O'Connor M., Edmundson B. (2005). Forecasting support systems for the incorporation of event information: An empirical investigation. International Journal of Forecasting. № 21. P. 411-423.

15. Goodwin P., Önkol D., Lawrence M. (2011). Improving the role of judgment in economic forecasting. Oxford Handbook of Economic Forecasting. OUP: Oxford. P. 163-189.

16. Armstrong S. (2001). Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 862.

17. Collopy F., Adya M., Armstrong S. (2001). Expert systems for forecasting. In Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 285-300.

18. Kim M., Hunter E. (1993). Relationships among attitudes, behavioral intentions, and behavior: A meta-analysis of past research. Communication Research. Vol. 20. P. 331-364.

19. Wright M., MacRae M. (2007). Bias and variability in purchase intention scales. Journal of the Academy of Marketing Science. № 35. P. 617-624.

20. Morwitz V. (2001). Methods for forecasting from intentions data. Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 33-56.

21. Gardner E. Jr. (2006). Exponential smoothing: The state of the art – Part II. International Journal of Forecasting. P. 637-677.

22. Makridakis S. et al. (2004). The Forecasting Accuracy of Major Times Series Methods. Chichester: John Wiley. P. 259-311.

23. Duncane G., Wilpen G., Szczypula J. (2001). Forecasting analogous time series. Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 195-213.

24. Armstrong S., Collopy F. (2003). Causal forces: Structuring knowledge for time series extrapolation. Journal of Forecasting. P. 103-115.

25. Adya M., Collopy F. (2018). How effective are neural nets at forecasting and prediction? A review and evaluation. Journal of Forecasting. P. 451-461.

26. Allen G., Fildes R. (2001). Econometric forecasting. Principles of Forecasting. Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers. P. 303-362.

27. Dana J., Dawes R. (2005). The superiority of simple alternatives to regression for social science predictions. Journal of Educational and Behavioral Statistics. P. 317-331.